ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2018, № 3

УДК 004.93

В.А. Ященко
Институт проблем математических машин и систем НАН Украины, Украина
пр. Академика Глушкова, 42, г. Киев, 03183

НЕЙРОПОДОБНЫЕ РАСТУЩИЕ СЕТИ – БАЗОВАЯ СТРУКТУРА ДЛЯ РАЗРАБОТКИ СИЛЬНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

V.A. Iashchenko
Institute of Problems of Mathematical Machines and Systems of the NAS of Ukraine, Ukraine
42, Academician Hlushkov ave., 42, Kyiv, 03183

NEURO-LIKE GROWING NETWORKS BASIC STRUCTURE FOR DEVELOPING A STRONG ARTIFICIAL INTELLIGENCE

В работе рассматривается ряд проблемных вопросов разработки искусственного интеллекта. Системы формирования естественного и искусственного интеллекта. Создание сильного искусственного интеллекта с искусственным разумом, таких программных средств, которые дадут компьютеру разум, чтобы он мог думать, чувствовать, воспринимать окружающий мир и испытывать эмоции. Как основа создания сильного искусственного интеллекта рассмотрены многосвязные многомерные рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети (ммрэн-РС). Ммрэн-РС являются эффективным средством построения электронного мозга для интеллектуальных систем и роботов, так как они в структуре сети формируют модели внешнего мира, в которых основными компонентами служат не числа и вычислительные операции, а имена, понятия, события и логические связи между ними. Структура электронного мозга, созданная на базе ммрэн-РС позволяет роботу воспринимать любую информацию внешнего мира, не требуя перепрограммирования и переобучения, вести диалог, отвечать на заданные вопросы и, за счет формирования условных рефлексов, обладать способностью обучаться, логически мыслить и размышлять в течение всего периода активной «жизни» робота.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронные сети, многосвязные многомерные нейроподобные растущие сети.

The paper discusses a number of problematic issues in the development of artificial intelligence. Systems of formation of natural and artificial intelligence. Creating a strong artificial intelligence with artificial reason, such software tools that will give the computer the mind so that it can think, feel, perceive the world around us and experience emotions. As a basis for creating a strong artificial intelligence, multiply connected multidimensional receptor-effector neural-like growing networks (mmren-GN) are considered. Mmren-GN are an effective means of building an electronic brain for intelligent systems and robots, as they form models of the external world in the network structure, in which the main components are not numbers and computational operations, but names, concepts, events and logical connections between them. The electronic brain structure created on the basis of mmren-GN allows the robot to perceive any information from the outside world, without requiring reprogramming and retraining, to engage in dialogue, answer asked questions and, through the formation of conditioned reflexes, have the ability to learn, think logically and reflect on the entire active period "Life" of the robot.

Keywords: artificial intelligence, neural networks, multiply connected multidimensional neural-like growing networks.

Введение

Научная дисциплина «Искусственный интеллект» объединяет ряд направлений, имеющих важное теоретическое и практическое значение. В основе этих исследований лежит идея моделирования на современных вычислительных системах функций человеческого мозга. Механизмы работы человеческого мозга и природа интеллекта вызывают огромный интерес ученых. Во всем мире активно ведутся работы над созданием искусственного интеллекта и роботизированных систем.

Искусственный интеллект

Искусственный интеллект (ИИ) как академическая дисциплина появился в 1956 году. Цель ИИ заключалась в том, чтобы заставить компьютеры решать задачи, которые считались подвластными исключительно людям. Затем исследователи столкнулись с тем, что некоторые задачи не поддаются решению методами, используемыми в ИИ. Жестко закодированные

программные системы, основанные на правилах, не очень хорошо работают при распознавании изображений или понимании текста. Далее появилась идея обучения машин подобно тому, как обучаются люди.

Машинное обучение – это подражание тому, как люди учатся. Машинное обучение позволяет системам учиться на наборах данных. Однако такие задачи как распознавание речи или рукописного текста все еще были труднорешаемы для алгоритмов машинного обучения. Следующим шагом стала попытка имитировать человеческий мозг. Эта идея заложена в основе искусственных нейронных сетей.

Искусственные нейронные сети – математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Подход оказался многообещающим и позволил решить многие сложные задачи, с которыми не справлялись другие алгоритмы. Но простые нейронные сети с сотнями или даже тысячами нейронов, связанные относительно простым способом, не могли исполнять то, на что способен человеческий мозг. Классические нейронные сети, на основе которых создаются современные системы с искусственным интеллектом, весьма далеки от биологических нейронных сетей, и разработчики таких систем, особенно при использовании технологии глубинного обучения, часто не представляют, как формируется их внутренняя структура и как ею управлять.

Глубокое обучение (глубинное обучение; англ. Deep learning) – уровень технологий машинного обучения, характеризующий качественный прогресс, возникший после 2006 года в связи с резким повышением вычислительных мощностей и накоплением опыта. Многие методы, применяемые в глубинном обучении, были известны и апробированы раньше, но результаты были весьма скудными, пока наконец мощности вычислительных систем не позволили создавать сложные технологические структуры нейронных сетей, обладающие достаточной производительностью и позволяющие решать широкий спектр задач, не поддававшихся эффективному решению ранее [1]. Попросту говоря, глубокое обучение – это использование нейронных сетей с большим количеством нейронов, слоев и взаимосвязей. Наконец, глубокое обучение – это подмножество машинного обучения, использующее многослойные нейронные сети для решения самых сложных (для компьютеров) задач ИИ.

Существует несколько видов искусственного интеллекта, среди которых некоторые эксперты подразделяют ИИ на две категории – слабый и сильный ИИ.

Слабый ИИ. Под слабым ИИ понимается способность компьютеров решать информационные задачи, например, определять, что изображено на картинке или переводить звучание голоса в соответствующий текст. Слабый искусственный интеллект способен решать самые сложные задачи. Но! Узкоспециализированные.

Сильный ИИ. Под термином «сильный искусственный интеллект» подразумеваются системы, которые смогут решать самые разные задачи, как это делает человеческий мозг. Подразумевается, что компьютер не просто оперирует информацией, а, в той или иной степени, понимает ее смысл.

Другие эксперты выделяют три категории – ограниченный ИИ, общий ИИ и суперинтеллект.

Ограниченный искусственный интеллект (ANI, Artificial Narrow Intelligence). Он представляет собой ИИ, специализирующийся в одной конкретной области. Например, может победить чемпиона мира по шахматам в шахматной партии, но это все, на что он способен.

Общий искусственный интеллект (AGI, Artificial General Intelligence). Такой ИИ представляет собой компьютер, чей интеллект напоминает человеческий, то есть он может выполнять все те же задачи, что и человек. Профессор Линда Готтфредсон описывает этот феномен так: «Общий ИИ воплощает в себе генерализованные мыслительные способности, среди которых также отмечается умение обосновывать, планировать, решать проблемы,

мыслить абстрактно, сравнивать комплексные идеи, быстро обучаться, использовать накопленный опыт».

Искусственный суперинтеллект (ASI, Artificial Superintelligence). Шведский философ и профессор Оксфордского Университета Ник Бостром дает следующее определение суперинтеллекту: «Это интеллект, который превосходит человеческий практически во всех областях, включая научные изобретения, общие познания и социальные навыки» [2].

В настоящее время человечество уже с успехом применяет ограниченный ИИ. Мы находимся на пути к освоению AGI.

Технологии и архитектуры ИИ

В научных кругах, на семинарах и конференциях активно обсуждается вопрос: является ли комплементарная структура металл-оксид-полупроводник (CMOS) наилучшей базовой технологией, на которой стоит строить ИИ-приложения. Исполнительный директор исследовательской инициативы в области наноэлектроники компании IBM Ан Чен говорит: «Много лет мы ведём исследования новых, современных технологий, включая и поиски альтернативы CMOS, особенно из-за её проблем, связанных с энергопотреблением и масштабированием. После всех этих лет выработалось мнение о том, что мы так и не нашли ничего лучшего в качестве основы для создания логических схем. Сегодня многие исследователи концентрируются на ИИ, и он действительно предлагает новые способы мышления и новые схемы, и у них появляются новые технологические продукты. Появится ли у новых устройств для ИИ возможности заменить CMOS?».

Согласно мнению многих специалистов, тормозом для создания сильного ИИ является не только существующие технологии, но и использование существующих архитектур реализации ИИ. Профессор департамента электротехники Национального университета Синьхуа Марвин Чен считает, что использование архитектуры фон Неймана в большинстве приложений для ИИ является одним из основных тормозов развития ИИ. В ней память используется для хранения массивов данных, а CPU выполняет все вычисления. По общей шине перемещаются большие объёмы данных. Перемещение данных, особенно за пределы чипа, приводит к потерям энергии и задержкам. Это узкое место технологии. «Необходимо совместить обработку данных и память. В идеале, если это получится, можно будет сэкономить огромное количество энергии, устранив перемещение данных между CPU и памятью. У нас до сих пор ИИ 1.0, использует архитектуру фон Неймана, потому что так и не появилось кремниевых устройств, реализующих обработку в памяти» – говорит Марвин Чен [3].

В настоящее время во всем мире ведутся работы по созданию искусственного интеллекта, который бы моделировал то, что происходит в человеческом мозгу. Наибольшая часть этих работ осуществляется при помощи нейронных сетей. Главная особенность нейронных сетей такая же, как у человека – это способность к самообучению. Но, по сравнению с человеком, есть два существенных отличия. Во-первых, процесс обучения происходит на основе определенных структур и алгоритмов, заранее заложенных человеком при проектировании сети. В нейронную систему головного мозга никто никаких алгоритмов не закладывает. Во-вторых, искусственные нейронные сети являются узкоспециализированными. Если речь идет, например, о распознавании образов, это одни алгоритмы, если о чем-то еще – то другие. Для каждой отдельной операции или бизнес-процесса систему искусственного интеллекта приходится очень серьезно дорабатывать. Вряд ли под новую задачу получится адаптировать уже существующую нейросеть, пусть даже специализирующуюся на смежных задачах, поскольку данные будут отличаться. В большинстве случаев изменения будут весьма значительны. Человеческий мозг в этом плане универсален. Он способен обучаться самым разным вещам. Без какой-нибудь «программной перенастройки».

В настоящий момент для реализации AGI и ASI ощущается необходимость но-

вых нетрадиционных подходов в разработке нейронных структур, которые подобно структурам мозга человека были бы универсальны и наиболее полно реализовывали его функции.

Нейроподобные растущие сети

Нейроподобные растущие сети по своей структуре и функционированию близки к биологическим нейронным сетям. Нейроподобные растущие сети (н-РС) – новый тип нейронных сетей, включающий в себя следующие классы: многосвязные (рецепторные) нейроподобные растущие сети (мн-РС); многосвязные (рецепторные) многомерные нейроподобные растущие сети (ммнРС); рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети (рэн-РС); многомерные рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети (мрэн-РС), многосвязные многомерные рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети (ммрэн-РС) [4-6].



Рис.1. Топологическая структура ммрэн-РС

Нейроподобные растущие сети (н-РС) описываются в виде направленного графа, где нейроподобные элементы представляются его вершинами, а связи между элементами его ребрами. Таким образом, сеть представляет собой распараллеленную динамическую систему, которая выполняет переработку информации посредством изменения своего состояния и структуры в ответ на воздействия внешней среды. Топологическая структура многосвязной, многомерной рецепторно-эффекторной нейроподобной растущей сети (мрэн-РС) представляется графом (рис. 1). Формально мрэн-РС задаются следующим образом:

$$S = (R, A_r, D_r, P_r, N_r, E, A_e, D_e, P_e, M_e, N_e);$$

$$R \supset R_v, R_s, R_t; \quad A_r \supset A_v, A_s, A_t;$$
$$D_r \supset D_v, D_s, D_t; \quad P_r \supset P_v, P_s, P_t;$$
$$M_r \supset M_v, M_s, M_t; \quad N_r \supset N_v, N_s, N_t;$$
$$E \supset E_r, E_d, E_{d1}; \quad A_e \supset A_r, A_{d1}, A_{d2};$$
$$D_e \supset D_r, D_{d1}, D_{d2}; \quad P_e \supset P_r, P_{d1}, P_{d2};$$
$$M_e \supset M_r, M_{d1}, M_{d2}; \quad N_e \supset N_r, N_{d1}, N_{d2};$$

здесь R_v, R_s, R_t – конечное подмножество рецепторов, A_v, A_s, A_t – конечное подмножество нейроподобных элементов, D_v, D_s, D_t – конечное подмножество дуг, P_v, P_s, P_t – конечное множество порогов возбуждения нейроподобных элементов рецепторной зоны, принадлежащих, например, визуальному, слуховому, тактильному информационным пространствам, N_r – конечное множество переменных коэффициентов связности рецепторной зоны, E_r, E_d, E_{d1} – конечное подмножество эффекторов, A_r, A_{d1}, A_{d2} – конечное подмножество нейроподобных элементов, D_r, D_{d1}, D_{d2} – конечное подмножество дуг эффекторной зоны, P_r, P_{d1}, P_{d2} – конечное множество порогов возбуждения нейроподобных элементов эффекторной зоны, принадлежащих, например, речевому информационному пространству и пространству действий, N_e – конечное множество переменных коэффициентов связности эффекторной зоны.

В основе многосвязных нейроподобных растущих сетей лежит синтез знаний, выработанных классическими теориями – растущих пирамидальных сетей (В.П. Гладун) [7,8] и нейронных сетей.

В работе «Организация памяти интеллектуальных систем» профессор Виктор Поликарпович Гладун писал:

«Превалирующей тенденцией в развитии интеллектуальных систем является совершенствование человеко-машинного взаимодействия, вплоть до достижения партнёрского уровня человеко-машинных отношений. Поэтому необходимо использовать в компьютерах естественные, свойственные человеку принципы моделирования сред, ситуаций, задач. Типы моделей у партнёров (человека и компьютера) долж-

ны быть одинаковы. В жизнедеятельности человека важное значение имеют логико-лингвистические информационные модели, т.е. такие модели, в которых основными элементами служат не числа и вычислительные операции, а имена и логические связи. Логико-лингвистические модели адекватно описываются естественно-языковыми конструкциями, и в этом одно из решающих их достоинств в организации человеко-машинного интерфейса. В будущих компьютерах должны быть созданы условия для человеко-машинного решения задач в партнёрском режиме, обеспечивающем переключение от компьютера к человеку и наоборот, в процессе решения одной задачи. Такой режим можно организовать только путём согласования типов информационных моделей, используемых партнёрами. Логико-лингвистические модели являются наиболее приемлемым типом моделей для такого согласования.

В пирамидальной сети информация хранится путем ее отображения в структуре сети. Информация об объектах и классах объектов представлена ансамблями вершин (пирамидами), распределенными по всей сети. Внесение новой информации вызывает перераспределение связей между вершинами сети, т.е. изменение ее структуры. Конечно, в полной мере достоинства пирамидальных сетей проявляются при их физической реализации, допускающей параллельное распространение сигналов по сети. Важным свойством сети как средства хранения информации является то, что возможность параллельного распространения сигналов сочетается в ней с возможностью параллельного приема сигналов на рецепторы. Существует аналогия между основными процессами, имеющими место в растущих пирамидальных сетях и нейронных сетях. Решающим преимуществом растущей пирамидальной сети является тот факт, что ее структура формируется полностью автоматически в зависимости от вводимых данных. В результате достигается оптимизация представления информации за счет адаптации структуры сети к структурным особенностям данных. Причем, в отличие от нейронных сетей, эффект адаптации достигается без введения априорной избыточности сети. Процесс обучения не зависит от предопределенной конфигурации сети. Недостатком нейронных сетей по сравнению с растущими пирамидальными сетями является также то, что выделенные в них обобщенные знания не могут быть явно представлены в виде правил или логических выражений. Это затрудняет их интерпретацию и понимание человеком» [9].

Многосвязные нейроподобные растущие сети объединили в себе достоинства растущих пирамидальных и нейронных сетей.

Многосвязные нейроподобные растущие сети формируют информационные модели, в которых основными элементами служат не числа и вычислительные операции, а имена и логические связи. Так как указанные компоненты пирамидальных сетей являются нейроподобными элементами, а связи приобретают вес, соответствующий значению связываемого компонента, и, кроме того, прорастают, объединяя связные компоненты, изменяя структуру сети, то получается универсальная многосвязная растущая нейроподобная сеть. Сеть дает возможность образовывать смыслы, как объекты и связи между ними по мере запоминания информации и построения самой сети, то есть число объектов, как и связей между ними, будет такое именно, какое нужно, будучи ограниченным лишь объёмом памяти машины. При этом каждый смысл (понятие) приобретает отдельную компоненту сети как вершину, связанную с другими вершинами.

Вместе с тем, эта сеть практически свободна от ограничений на количество нейроподобных элементов, в которых размещается информация. Кроме того, эта сеть приобретает повышенную семантическую ясность за счет образования не только связей между нейроподобными элементами, но и самих элементов как таковых, то есть здесь имеет место не просто построение сети путем размещения смысловых структур в среде нейроподобных элементов, а, собственно, создание самой этой среды. В

общем, это вполне соответствует структуре, отражаемой в мозге, где каждое явное понятие представлено определенной структурой и имеет свой обозначающий символ.

Новый тип нейронных сетей позволяет успешно моделировать функциональную организацию мозга человека, а также функции условных и безусловных рефлексов, которые, по И. П. Павлову, являются базой условнорефлекторной деятельности, обеспечивающих адекватное и наиболее совершенное отношение организма к внешнему миру, т.е. обучению и поведению. Опираясь на теоретическую базу нового типа нейронных сетей, удалось создать теорию искусственного интеллекта [10], которая позволяет разрабатывать системы с искусственным разумом, системы и роботы с электронным мозгом, функционирующие по аналогии с естественным разумом – мозгом человека.

Система формирования естественного интеллекта

Система формирования естественного интеллекта – головной мозг, который содержит от 86 до 100 миллиардов нейронов и порядка 10^{15} синапсов с очень сложными взаимосвязями. Взаимодействуя посредством этих связей, нейроны формируют сложные электрические импульсы, которые контролируют деятельность всего организма и позволяют познавать, обучаться, мыслить логически, систематизировать информацию путем ее анализа, классифицировать, находить в ней связи, закономерности и отличия, ассоциировать ее с подобной и пр.

Функциональная организация мозга. В соответствии с работами Е.Н. Соколова и А.Р. Лурии, функциональная организация мозга представляется в виде взаимодействия трех основных функциональных блоков [11,12]: Блок приема и переработки сенсорной информации – сенсорные системы (анализаторы). *Сенсорная (афферентная) система* начинает действовать тогда, когда какое-либо явление окружающей среды воздействует на рецептор. В каждом рецепторе воздействующий физический фактор (свет, звук, тепло, давление) преобразуется в потенциал действия, нервный импульс; блок модуляции, активации нервной системы – *модулирующие системы мозга* являются аппаратом, выполняющим роль регулятора уровня бодрствования, также осуществляющим избирательную модуляцию и актуализацию приоритета той или иной функции; блок программирования, запуска и контроля поведенческих актов – *моторные системы* (двигательный анализатор). Для двигательных областей коры характерен прежде всего синтез возбуждений различной модальности с биологически значимыми сигналами и мотивационными влияниями.

Система формирования искусственного интеллекта

Система формирования искусственного интеллекта – «мозг» системы ИИ, представляющий собой активную, ассоциативную, однородную структуру – многомерную рецепторно-эффекторную нейроподобную растущую сеть, состоящую из множества нейроподобных элементов, связанных синаптическими связями. Нейроподобные элементы воспринимают информацию, определяют в каком отношении находится входная информация с информацией, запомненной ранее, анализируют, синтезируют и сохраняют ее, тем самым позволяют системе познавать, обучаться, мыслить логически, систематизировать и классифицировать информацию, находить в ней связи, закономерности, отличия и вырабатывать сигналы управления внешними устройствами.

Функциональная организация «мозга» систем с искусственным интеллектом. «Мозг» системы с искусственным интеллектом представляется в виде взаимодействия трех основных функциональных блоков и состоит из множества нейроподобных элементов, связанных между собой синаптическими связями. Взаимодействуя между собой, нейроподобные элементы формируют управляющие сигналы, которые контролируют познавательную и мыслительную деятельность всей системы. *Сенсорная система* – информация поступает из внешнего мира в рецепторную зону, активирует

рецепторы, которые в свою очередь активируют нейроподобные элементы различных уровней обработки информации – уровней безусловных рефлексов – первичных автоматизмов, уровней формирования условных рефлексов – вторичных автоматизмов, уровней классификации, обобщения и запоминания. *Модулирующая система* регулирует уровень возбудимости нейроподобных элементов и осуществляет избирательную модуляцию той или иной функции системы. Первым источником активации является приоритетность внутренней активности подсистем системы. Закладывается при создании системы аналогично безусловным рефлексам. Любые отклонения от жизненно важных показателей системы приводят к активации (изменению порога возбудимости) определенных подсистем и процессов. Второй источник активации связан с воздействием раздражителей внешней среды. Приоритетность определенной активности приобретается в процессе «жизненного цикла» аналогично формированию условных рефлексов. *Двигательная система* – синтез возбуждений различной модальности со значимыми сигналами и мотивационными влияниями. Им свойственна дальнейшая, окончательная трансформация афферентных влияний в качественно новую форму деятельности, направленную на быстрейший выход эфферентных возбуждений на периферию, т.е. на цепочки нейронов реализации конечной стадии поведения. Двигательная система состоит целиком из ансамблей (цепочек) нейронов эфферентного (двигательного) типа и находится под постоянным притоком информации из афферентной (сенсорной) области.

Искусственная интеллектуальная система

Искусственная интеллектуальная система, созданная на базе ммрэн-РС и обладающая системой формирования искусственного интеллекта, получает возможность общения на естественном языке, обучения и самообучения, рассуждения, выполнения последовательности действий, представления знаний, упорядочивания и корректировки своих знаний. Осуществляя повторный неоднократный ввод хранящейся в памяти информации, снова распознавая ее и сравнивая с содержимым памяти, тем самым выполняет неоднократный просмотр и коррекцию формируемых внутри образов (моделей внешнего мира) в непрерывном потоке информации реального внешнего мира. Действительно, по существу, процесс осознания представляет собой ассоциативное воспоминание с обновлением и требует периодического распознавания информации, представляющей внутреннее состояние (образ) и внешнюю среду (реальный мир). Эти положения проверены на программных моделях интеллектуальных систем «VITROM» и «Диалог». Кроме того, в такой структуре интеллектуальной думающей системы формируются элементы чувств и воли. Удалось получить небольшое подтверждение этому утверждению на эксперименте с простым роботом (LRobot), созданном на базе конструктора LEGO MINDSTORMS EV3.

Робот «LRobot»

Как уже упоминалось, LRobot собран на базе конструктора LEGO (рис.2).



Рис. 2. LRobot

Робот состоит из контроллера, программного обеспечения модуля EV3, таймера, двух моторов, датчика касания, ультразвукового датчика измерения расстояния, пульта дистанционного управления, может передвигаться и управляться дистанционно. С помощью программных средств EV3 создана нейроподобная сеть с безусловными рефлексами элементарных движений: вперед, назад, поворот направо, контакт с препятствием, остановка, измерение расстояния и удар о препятствие.



Рис. 3. Граф нейроподобной сети с безусловными рефлексами

Упрощенный граф нейроподобной сети с безусловными рефлексами показан на рис.3. При запуске робота в сенсорной зоне активируются рецепторы и нейроподобные элементы движения и измерения расстояния, выходы которых связываются с входом ближайшего возбужденного нейроподобного элемента. Выход этого элемента связывается со входом возбужденного нейроподобного элемента моторной зоны, а его выход связывается с входами возбужденных нейроподобных элементов движения и индикации расстояния в моторной зоне. В результате нескольких повторений этого процесса образуется условный рефлекс – движение с одновременной фиксацией расстояния до находящегося перед ним объекта. Упрощенный граф нейроподобной сети с условным рефлексом движения с одновременной фиксацией расстояния показан на рис.4.

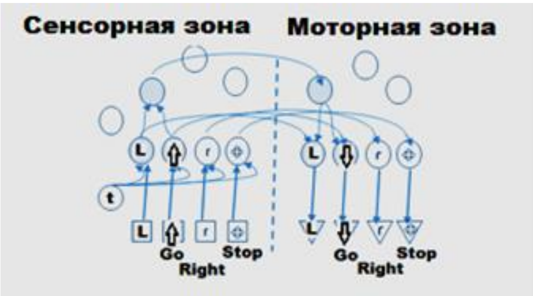


Рис. 4. Граф нейроподобной сети с условным рефлексом движения

При управлении роботом с помощью пульта дистанционного управления формируется нейроподобная сеть, в которой запоминается последовательность команд и время их исполнения. В промежутке времени $t_{1\text{-}5}$ движение прямо, t_6 поворот направо, $t_{7\text{-}10}$ снова движение прямо. Теперь при активации движения из исходного положения робот движется по заданному маршруту самостоятельно.

На рис.5 показан упрощенный граф нейроподобной сети формирования движения по заданному маршруту.

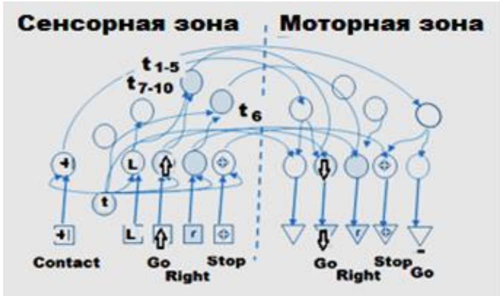


Рис. 5. Граф нейроподобной сети формирования движения по заданному маршруту

Если робот при движении сталкивается с препятствием, срабатывает рефлекс: контакт с препятствием – робот останавливается и отскакивает от препятствия, при этом, в соответствии с рефлексом движения и измерения расстояния, запоминается критическое расстояние Lк до препятствия в новом возбужденном нейроподобном элементе. Возбужденный нейроподобный элемент Lк сенсорной зоны связывается с возбужденным нейроподобным элементом Stop моторной зоны. Образуется условный рефлекс остановки перед препятствием. Теперь всегда, когда робот приближается к препятствию на критическое расстояние, он останавливается.



Рис. 6. Граф нейроподобной сети условного рефлекса остановки перед препятствием

В условном рефлексе остановки перед препятствием (рис.6) можно усмотреть аналогию с чувством боли человека, как будто бы робот чувствует боль при ударе о препятствие и не хочет снова ее ощущать. Затем робот запоминает эту ситуацию и больше не приближается к препятствию – аналог чувства боязни удариться. Фактически, и у человека чувства и эмоции формируются электрическими сигналами, химическими реакциями и, соответственно, возбуждениями групп нейронов.

Обучившись не сталкиваться с препятствием, робот еще и проявляет характер. Теперь, если дистанционно управлять движением робота и направлять его на препятствие, он не подчиняется и останавливается перед препятствием. Тут сразу же возникает вопрос. Так что роботы не будут подчиняться человеку? Не совсем так. Во всяком случае, роботами, которые будут иметь мозг, основанный на многомерных нейроподобных сетях, возможно управление с помощью моделирующей системы, которую в этой работе для лучшего понимания и упрощения графов сети мы не рассматривали. Моделирующая система разрешает или запрещает исполнение комплексов движений, состоящих из последовательности условных и безусловных рефлексов. Моделирующая система, так же, как и условные рефлексы, формируется в процессе жизни. Человек отдергивает руку от горячей плиты – безусловный рефлекс – и терпит боль, когда держит горячий стакан – моделирующая система блокирует исполнение безусловного рефлекса.

Заключение

Многосвязные многомерные нейроподобные растущие сети являются эффективным средством построения электронного мозга для интеллектуальных систем и роботов, так как они в структуре сети формируют модели внешнего мира, в которых основными компонентами служат не числа и вычислительные операции, а имена, понятия, события и логические связи между ними. Структура электронного мозга, созданная на базе ммрэн-РС позволяет роботу воспринимать любую информацию внешнего мира, не требуя перепрограммирования и переобучения, вести диалог, отвечать на заданные вопросы и за счет формирования условных рефлексов обладать способностью обучаться, логически мыслить и размышлять в течение всего периода активной «жизни» робота. Подтверждено моделями интеллектуальных систем, в которых восприятие, накопление, анализ и обработка информации из внешнего мира производится на технологии многомерных нейроподобных растущих сетей. Тестирование и эксперименты с моделями и LRobot-ом дают надежду, что при аппаратной реализации ммрэн-РС будут созданы интеллектуальные системы и роботы с сильным ИИ, с интеллектом, подобным человеку, и, возможно, превосходящим его.

Литература

1. Гудфеллоу, Я., Бенджио, И., Курвилль, А. (2017) *Глубокое обучение.* Получено из: https://books.google.com.ua/books?isbn=5496025362
2. *Развитие Искусственного Интеллекта: на пути к Сверхразуму* (2016). Получено из: https://lpgenerator.ru/blog/2016/05/20/razvitie-iskusstvennogo-intellekta-na-puti-k-sverhrazumu/
3. *AI Architectures Must Change* (2018). Получено из: https://semiengineering.com/ai-architectures-must-change/
4. Yashchenko, V.A. (1999) *Receptor-effector neural-like growing network – an efficient tool for building intelligence systems*. Proc. of the second international conference on information fusion (California, July 6–8 1999). – Sunnyvale Hilton Inn, Sunnyvale, California, USA. – Vol. II. – P. 1113 – 1118.
5. Yashchenko, V. (2015) *Multidimensional neural-like growing networks – a new type of neural networks.* International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA). – Vol. 6, N 4. – P. 48–50.
6. Yashchenko, V. (2016) *The «electronic brain» of the development of intelligent computer systems and robots.* The 3rd Qingdao International Technology Transfer Conference & US Innovative Enterprise Technology Negotiation Meeting. – Project Book. – P. 44.
7. Гладун, В.П. (1987) *Планирование решений*. – Киев: Наукова думка. – 168 с.
8. Гладун, В.П. (2000) *Партнерство с компьютером. Человеко-машинные целеустремленные системы.* – Киев: Port-Royal. – 187 с.
9. Гладун, В.П. (2000) *Организация памяти интеллектуальных систем*. Получено из: http://vilix.narod.ru/gladun.pdf
10. Yashchenko, V. (2014) *Artificial intelligence theory.* Science and Information Conference 2014 August 27-29, 2014 | London, UK, P. 473-480.

11. Соколов, Е.Н. (1995) *Принцип векторного кодирования в психофизиологии.* Вестник Московского университета. Серия 14: Психология. – № 4. – С. 3–13.
12. Лурия А.Р. (1973) *Основы нейропсихологии.* – М., 173 с.

References

1. Gudfellou, Ya., Bendzhio, I., Kurvill, A. (2017) *Glubokoe obuchenie*. Available from: https://books.google.com.ua/books?isbn=5496025362
2. *Razvitie Iskusstvennogo Intellekta: na puti k Sverhrazumu* (2016). Available from: https://lpgenerator.ru/blog/2016/05/20/razvitie-iskusstvennogo-intellekta-na-puti-k-sverhrazumu/
3. *AI Architectures Must Change* (2018). Available from: https://semiengineering.com/ai-architectures-must-change/
4. Yashchenko, V.A. (1999) *Receptor-effector neural-like growing network – an efficient tool for building intelligence systems.* Proc. of the second international conference on information fusion (California, July 6–8 1999). – Sunnyvale Hilton Inn, Sunnyvale, California, USA. – Vol. II. – P. 1113 – 1118.
5. Yashchenko, V. (2015) *Multidimensional neural-like growing networks – a new type of neural networks.* International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA). – Vol. 6, N 4. – P. 48–50.
6. Yashchenko, V. (2016) *The «electronic brain» of the development of intelligent computer systems and robots.* The 3rd Qingdao International Technology Transfer Conference & US Innovative Enterprise Technology Negotiation Meeting. – Project Book. – P. 44.
7. Gladun, V.P. (1987) *Planirovanie resheniy*. – Kiev: Naukova dumka. – 168 s.
8. Gladun, V.P. (2000) *Partnerstvo s kompyuterom. Cheloveko-mashinnyie tseleustremlennyie sistemyi*. – Kiev: Port-Royal. – 187 s.
9. Gladun, V.P. (2000) *Organizatsiya pamyati intellektualnyih sistem.* Available from: http://vilix.narod.ru/gladun.pdf
10. Yashchenko, V. (2014) *Artificial intelligence theory*. Science and Information Conference 2014 August 27-29, 2014 | London, UK, P. 473-480.
11. Sokolov, E.H. (1995) *Printsip vektornogo kodirovaniya v psihofiziologii.* Vestnik Moskov-skogo universiteta. Seriya 14: Psihologiya. – # 4. – S. 3–13.
12. Luriya A.R. (1973) *Osnovyi neyropsihologii*. – M., 173 s.

RESUME

V.A. Iashchenko

Neuro-like growing networks basic structure for developing a strong artificial intelligence

The paper deals with a number of problematic issues of artificial intelligence development. Systems of formation of natural and artificial intelligence. Is it possible to create artificial intelligence with artificial intelligence, to create such software tools that will give the computer intelligence so that it can think, feel, perceive the surrounding world and experience emotions. Multiconnected, multidimensional neural-like growing networks are also considered as the basis for creating a strong artificial intelligence. The theory of strong artificial intelligence suggests that computers can acquire the ability to think and realize themselves, although not necessarily their thought process will be similar to the human. At the heart of multiconnected multidimensional neuron-like growing networks lies the synthesis of knowledge developed by classical theories - growing pyramidal networks of Gladun and neural networks. Multiconnected multidimensional neural-like growing networks form information models in which the main elements are not numbers and computational operations, but names and logical connections. Since these network components are neural-like elements, and the links acquire a weight corresponding to the value of the component being bound, and furthermore germinate, combining the connected components, changing the network structure, a universal multiconnected multidimensional growing neural-like network is obtained. This network acquires an increased semantic clarity due to the formation not only of connections between neuron-like elements, but also of the elements as such, that is, there is not simply a network construction by placing semantic structures in the environment of neural-like elements, but, in fact, creating the environment itself, which completely corresponds to the structure reflected in the brain, where each explicit concept is represented by a specific structure and has its own designating symbol. It is shown that a new type of neural networks allows to simulate the functions of conditional and unconditioned reflexes, which, according to I.P. Pavlov, are the base of conditioned reflex activity of the human brain, which provides adequate and most perfect relations of the organism to the external world, i.e. training and improvement, which predetermines the possibility of creating systems and robots with Strong AI.

Надійшла до редакції 5.10.2018